

# Pemodelan Faktor- Faktor yang Memengaruhi Kematian Ibu di Kota Surabaya Berdasarkan *Antenatal Care* Menggunakan Regresi Binomial Negatif

Novarani Putri Saraswati, Dwiatmono Agus Widodo, Kartika Fithriasari  
Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)  
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: dwiatmono@statistika.its.ac.id, kartika\_f@statistika.its.ac.id, novaranips@gmail.com

**Abstrak**—Data dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur tahun 2014 menunjukkan bahwa Kota Surabaya merupakan daerah dengan kasus kematian ibu tertinggi di Jawa Timur tahun 2014 yaitu sebanyak 39 kasus. Data penelitian ini merupakan data *count* yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kota Surabaya. Pola persebaran data jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya mengikuti distribusi Poisson dengan *mean* sebesar 1,258. Pemodelan pada data *count* yang berdistribusi Poisson sering menggunakan metode regresi Poisson dengan asumsi *equidispersion* yakni kesamaan *mean* dan *variansi*. Akan tetapi dalam penelitian ini dilakukan pemodelan menggunakan regresi Binomial Negatif untuk menganalisis faktor- faktor yang memengaruhi kematian ibu karena terjadi kasus *overdispersion* yakni nilai *variansi* lebih besar daripada *mean*. Hasil penelitian diperoleh bahwa terdapat dua variabel yang signifikan yaitu *pre-sentase cakupan TT5* dan *penanganan komplikasi obstetri*. Selanjutnya pemodelan dari kedua variabel yang signifikan tersebut diperoleh nilai AIC sebesar 96,488. Tambaksari merupakan kecamatan yang memiliki jumlah kasus kematian ibu tertinggi di Kota Surabaya tahun 2014.

**Kata Kunci**—Kematian Ibu, *Overdispersion*, Regresi Binomial Negatif, Regresi Poisson.

## I. PENDAHULUAN

Angka kematian ibu merupakan salah satu indikator untuk melihat derajat kesehatan perempuan karena kematian ibu mengakibatkan negara kehilangan sejumlah tenaga produktif, meningkatnya tingkat morbiditas dan mortalitas anak. WHO memperkirakan lebih dari 585.000 ibu meninggal pertahun saat hamil, proses persalinan, dan aborsi yang tidak aman aki-bat kehamilan yang tidak diinginkan [1]. Kematian ibu di-pengaruhi oleh tiga faktor utama yaitu determinan dekat, determinan antara, dan determinan jauh [2]. Faktor determinan dekat meliputi komplikasi kehamilan serta komplikasi persalinan dan nifas. Faktor determinan antara meliputi status kesehatan ibu, status reproduksi, akses terhadap pelayanan kesehatan, perilaku penggunaan fasilitas pelayanan kesehatan, perilaku *antenatal care* yang mencakup K1, K4, Fe1, Fe3 dan TT1 sampai TT5, penolong persalinan dan tempat persalinan. Sedangkan determinan jauh meliputi faktor sosiokultural, eko-nomi, agama, tingkat pendidikan ibu serta pengetahuan ibu tentang tanda bahaya kehamilan.

Data dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur, Kota Surabaya merupakan daerah dengan kasus kematian ibu

ter-tinggi tahun 2014 yakni sebesar 39 kasus [3]. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk menurunkan jumlah kasus ke-matian ibu adalah dengan mengetahui penyebabnya. Salah satu penyebab kematian ibu adalah kurangnya kesadaran ibu untuk memeriksakan kehamilan sejak dini yakni *antenatal care*. Berdasarkan WHO, *antenatal care* merupakan salah satu upaya pencegahan awal dari berbagai faktor resiko kehamilan. Idealnya jika tiap wanita hamil memeriksakan kehamilannya yang bertujuan untuk mendeteksi kelainan- kelainan yang mungkin ada atau akan timbul pada kehamilan tersebut cepat diketahui, dan segera dapat diatasi sebelum berpengaruh tidak baik terhadap kehamilan tersebut dengan pemeriksaan *ante-natal care*. Oleh karena itu dilakukan adanya penelitian yang berhubungan dengan faktor- faktor yang berpengaruh terhadap kematian ibu berdasarkan *antenatal care* yang didekati meng-gunakan metode statistik yaitu regresi.

Jumlah kasus kematian ibu merupakan data *count* sehingga analisis yang tepat digunakan untuk mengetahui faktor- faktor yang memengaruhi kasus kematian ibu di Surabaya adalah regresi Poisson. Dalam kasus ini variabel respon tidak memenuhi asumsi *equidispersion* pada distribusi Poisson, maka salah satu metode yang digunakan untuk mengatasinya adalah regresi Binomial Negatif. Penelitian ini bertujuan untuk memperoleh model dan mendapatkan faktor- faktor yang memengaruhi kasus kematian ibu di Kota Surabaya meng-gunakan regresi Binomial Negatif sehingga upaya pencegahan dan penanganan kasus kematian ibu dapat berjalan efektif dan efisien.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Kematian Ibu

Kematian ibu menurut WHO adalah kematian selama ke-hamilan atau dalam periode 42 hari setelah berakhirnya ke-hamilan, akibat semua sebab yang terkait dengan atau di-perberat oleh kehamilan atau penanganannya, tetapi bukan disebabkan oleh kecelakaan atau cedera [4].

### B. Korelasi

Korelasi merupakan teknik analisis yang termasuk dalam salah satu teknik dalam statistik bivariat untuk mengukur kekuatan hubungan anatara dua variabel. Nilai koefisien kore-lasi diukur dari korelasi *Pearson* dengan

syarat data berskala interval atau rasio yang dirumuskan sebagai berikut [5].

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2][n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2]}} \quad (1)$$

Untuk memudahkan melakukan interpretasi mengenai kekuatan hubungan antara dua variabel penulis memberikan kriteria sebagai berikut [6].

TABEL 1. KOEFISIEN KORELASI

Nilai Korelasi (r)	Keterangan
0,00	Tidak ada korelasi antara dua variabel
>0,00 – 0,25	Korelasi sangat lemah
>0,25 – 0,50	Korelasi cukup
>0,50 – 0,75	Korelasi kuat
>0,75 – 0,99	Korelasi sangat kuat
1	Korelasi sempurna

### C. Multikolinearitas

Adanya korelasi antara variabel prediktor dalam model re-gresi linear atau yang biasa disebut dengan multikolinearitas, akan menyebabkan *error* yang besar pada pendugaan para-meter regresi. Adanya kasus multikolinearitas dapat diketahui melalui nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) yang lebih besar dari 10, dengan nilai VIF yang dinyatakan sebagai berikut.

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

dimana  $R_j^2$  adalah koefisien determinasi antara  $x_j$  dengan variabel prediktor lainnya. Jika terdapat kasus multikolinearitas maka untuk mengatasinya menggunakan *Principal Component Analysis*, yaitu dengan menyederhanakan variabel yang di-amati dengan cara mereduksi dimensinya [7].

### D. Principal Component Regression

*Principal Component Regression* pada dasarnya bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara mereduksi dimensinya. Hal ini dilakukan dengan cara menghi-langkan korelasi diantara variabel bebas melalui transformasi variabel bebas asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali atau yang biasa disebut dengan *principal component*. Asumsi yang perlu dipenuhi terlebih dahulu dalam *Principal Component Regression* yaitu berdistribusi normal multivariat, identifikasi kelayakan data, dan korelasi antar variabel.

Asumsi identifikasi kelayakan data digunakan untuk me-ngetahui apakah data yang telah terambil layak untuk di-analisis atau tidak. Identifikasi kelayakan data dibagi menjadi dua yaitu menggunakan *Kaiser Meyer Olkin* (KMO) dan *Mea-sure of Sampling Adequacy* (MSA). Metode KMO mempunyai nilai berkisar antara 0 sampai 1. Apabila nilai KMO lebih kecil dari 0,5 maka didapatkan keputusan data tidak layak untuk difaktorkan dan data dikatakan layak apabila nilai MSA dari masing-masing variabel sudah lebih dari 0,5. Untuk me-ngetahui besarnya nilai korelasi antar variabel maka dapat menggunakan uji *Bartlett* [8].

*Principal component* dapat diketahui dari matriks ragam  $\Sigma$  atau dari matriks korelasi  $\rho$  dari  $x_1, x_2, \dots, x_k$ . Melalui matriks ragam  $\Sigma$  dapat diketahui *eigenvalue* yaitu  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_k \geq 0$  dan *eigenvector* yaitu  $e_1, e_2, \dots, e_k$ . Secara umum pembentukan *principal component* adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} Y_1 &= e_1' X = e_{11}X_1 + e_{21}X_2 + \dots + e_{k1}X_k \\ Y_2 &= e_2' X = e_{12}X_1 + e_{22}X_2 + \dots + e_{k2}X_k \\ &\vdots \\ Y_k &= e_k' X = e_{1k}X_1 + e_{2k}X_2 + \dots + e_{kk}X_k \end{aligned} \quad (3)$$

Dengan keragaman masing-masing sebagai berikut.

$$Var(Y_j) = e_j' \sum e_j = \lambda_j \quad (4)$$

Besarnya proporsi keragaman dari total populasi yang dapat diterangkan oleh komponen ke- $i$  adalah sebagai berikut.

$$proporsi = \frac{\lambda_j}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k} \quad (5)$$

Pemilihan *principal component* yang digunakan adalah jika nilai akar cirinya lebih dari 1 ( $\lambda_j > 1$ ). Proporsi keragaman yang dianggap cukup mewakili total keragaman data jika ke-ragaman kumulatif mencapai 78% hingga 90% [9].

### E. Regresi Poisson

Regresi Poisson adalah salah satu metode statistika yang digunakan untuk menggambarkan hubungan paling tepat antara variabel respon dan variabel prediktor dengan meng-asumsikan variabel  $Y$  berdistribusi Poisson. Distribusi Poisson sering digunakan untuk kejadian- kejadian yang jarang terjadi. Variabel respon ( $Y$ ) dapat dikatakan berdistribusi Poisson dengan parameter  $\mu$  untuk  $Y = 0, 1, 2, \dots$  dimana nilai ekspek-tasi dan variansi dari  $Y$  yang berdistribusi Poisson adalah  $\mu$ , dengan  $\mu > 0$ . Kondisi ini disebut pula dengan *equidispersion*. Karena nilai ekspektasi sama dengan variansi maka sembarang faktor akan berpengaruh terhadap lainnya, sehingga asumsi homogenitas tidak harus dipenuhi pada data Poisson [10]. Mo-del regresi Poisson dituliskan sebagai berikut.

$$\mu_i = \exp(x_i^T \beta) \quad (6)$$

dengan  $\mu_i$  adalah rata- rata jumlah peristiwa yang terjadi pada periode waktu tertentu,  $x_i$  adalah vektor yang berukuran  $1 \times k$  yang menjelaskan variabel independen dan  $\beta$  adalah vektor dari parameter regresi Poisson [11].

### F. Deteksi Overdispersion

Regresi Poisson dikatakan *overdispersion* apabila nilai va-riansinya lebih besar dari nilai rata- ratanya. Jika pada kasus *overdispersion* dilakukan penyelesaian dengan metode regresi poisson, maka akan diperoleh suatu kesimpulan yang tidak valid karena nilai *standard error* menjadi *underestimate*. Hal ini disebabkan karena parameter koefisien regresi yang di-hasilkan dari regresi Poisson tidak efisien meskipun koefisien regresinya tetap konsisten. *Overdispersion* merupakan nilai *deviance* yang dibagi dengan derajat bebasnya, diperoleh lebih dari 1 [12].

### G. Regresi Binomial Negatif

Regresi Binomial Negatif dapat digunakan untuk memo-delkan data diskret yang mengalami *overdispersion* karena distribusi Binomial Negatif merupakan perluasan dari dis-tribusi Poisson- Gamma yang memuat parameter dispersi  $\theta$ . Fungsi dari distribusi Binomial Negatif adalah sebagai berikut.

$$f(y, \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y+1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)y!} \left( \frac{1}{1+\theta\mu} \right)^{1/\theta} \left( \frac{\theta\mu}{1+\theta\mu} \right)^y \quad (7)$$

Kontribusi variabel prediktor dalam model regresi Binomial Negatif dinyatakan dalam bentuk kombinasi linear antara parameter ( $\mu$ ) dengan parameter regresi yang akan diestimasi yaitu:

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}) \quad (8)$$

dengan  $\mu$  adalah vektor ( $n \times 1$ ) dari observasi,  $X$  adalah matriks ( $n \times c$ ) dari variabel prediktor,  $\beta$  adalah matriks ( $c \times 1$ ) dari koefisien regresi dengan  $c = k+1$ .

Metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) digunakan untuk estimasi parameter regresi Binomial Negatif yang memaksimumkan fungsi *likelihood* [13]. Syarat agar diperoleh nilai  $\hat{\beta}_j$  dengan MLE adalah bahwa harus terbentuk matriks hessian definit negatif. Matrik hessian merupakan turunan ke-dua fungsi log- *likelihood* terhadap  $\beta$ .

$$\ln \{L(\beta, \theta)\} = \sum_{i=1}^n \left[ \left( \sum_{r=1}^{y_i-1} \ln(r + \theta^{-1}) \right) - \ln((y_i!) + y_i \ln(\theta e^{(x_i^T \beta)}) - (\theta^{-1} + y_i) \ln(1 + \theta e^{(x_i^T \beta)}) \right] \quad (9)$$

Pengujian signifikansi secara serentak untuk estimasi parameter model regresi Binomial Negatif dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \beta_j = 0 \quad \forall j; j = 1, 2, \dots, k$$

$$H_1: \beta_j \neq 0 \quad \exists j; j = 1, 2, \dots, k$$

dengan statistik uji:

$$D(\hat{\beta}_B) = -2 \ln \Delta = -2 \ln \left( \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \quad (10)$$

dimana  $L(\hat{\omega})$  merupakan fungsi *likelihood* berdasarkan persamaan (9) tanpa melibatkan variabel prediktor, sedangkan  $L(\hat{\Omega})$  merupakan fungsi *likelihood* dengan melibatkan variabel prediktor. Tolak  $H_0$  jika  $D(\hat{\beta}_B) > \chi^2_{(\alpha; k)}$  yang berarti minimal ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan. Kemudian dilakukan pengujian parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \beta_j = 0, j = 1, 2, \dots, k$$

$$H_1: \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$$

dengan statistik uji:

$$Z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (11)$$

Tolak  $H_0$  jika nilai  $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ , artinya variabel  $j$  memberikan pengaruh pada model regresi Binomial Negatif.

#### H. AIC

Kriteria yang digunakan untuk memilih model regresi terbaik adalah *Akaike Information Criterion* (AIC) yang di-definisikan sebagai berikut.

$$AIC = -2 \ln L(\beta) + 2K \quad (12)$$

dimana  $\ln L(\beta)$  merupakan nilai *likelihood* untuk regresi Poisson dan regresi Binomial Negatif,  $K$  merupakan jumlah parameter dalam model. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil.

### III. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari Dinas Kesehatan Kota Surabaya yang melibatkan 31 kecamatan di Kota Surabaya tahun 2014. Struktur data yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan dalam Tabel 2.

TABEL 2. STRUKTUR DATA

Data ke-	Y	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	...	X <sub>9</sub>
1	y <sub>1</sub>	x <sub>11</sub>	x <sub>12</sub>	...	x <sub>19</sub>
2	y <sub>2</sub>	x <sub>21</sub>	x <sub>22</sub>	...	x <sub>29</sub>
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
N	y <sub>n</sub>	x <sub>n1</sub>	x <sub>n2</sub>	...	x <sub>n9</sub>

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel dependen (respon) yang berupa data *count* dan variabel in-dependen (prediktor) yang berupa data kontinyu yang ditunjukkan pada Tabel 3.

TABEL 3 VARIABEL PENELITIAN

Variabel	Nama Variabel
Y	Jumlah Kematian Ibu
X <sub>1</sub>	Presentase Cakupan K1
X <sub>2</sub>	Presentase Cakupan K4
X <sub>3</sub>	Presentase Cakupan Fe1
X <sub>4</sub>	Presentase Cakupan Fe3
X <sub>5</sub>	Presentase Cakupan TT2 Plus
X <sub>6</sub>	Presentase Cakupan TT5
X <sub>7</sub>	Presentase Persalinan oleh Tenaga Kesehatan
X <sub>8</sub>	Presentase Pelayanan Nifas oleh Tenaga Kesehatan
X <sub>9</sub>	Presentase Cakupan Penanganan Komplikasi Obstetri

Langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian pemo-dolan faktor- faktor yang memengaruhi kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014 menggunakan regresi Binomial Negatif adalah sebagai berikut.

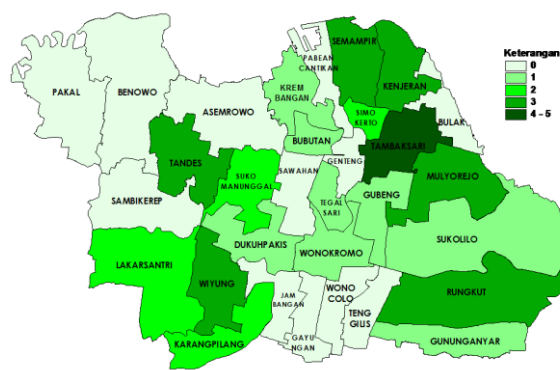
1. Mengumpulkan data jumlah kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014.
2. Menentukan variabel respon dan variabel prediktor yang diperkirakan memengaruhi kasus jumlah kematian ibu di Kota Surabaya.
3. Mendeskripsikan karakteristik jumlah kematian ibu di Kota Surabaya berdasarkan variabel- variabel yang memengaruhi.
4. Melakukan identifikasi korelasi terhadap semua variabel prediktor dan variabel respon.
5. Mengidentifikasi dengan melihat kriteria VIF pada variabel prediktor  $X_1$  hingga  $X_9$  dari regresi Poisson dan menangani masalah multikolinearitas menggunakan *Principal Component Regression*.
6. Melakukan analisis menggunakan metode regresi Poisson.
7. Melakukan deteksi *overdispersion*.
8. Melakukan analisis menggunakan metode regresi Binomial Negatif dengan menentukan *trial error initial*  $\theta$ .
9. Menginterpretasikan hasil.
10. Menarik kesimpulan.

### IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### A. Karakteristik Data Jumlah Kasus Kematian Ibu di Kota Surabaya

Berdasarkan data Dinas Kesehatan Kota Surabaya Tahun 2014 terdapat sebanyak 39 kasus kematian ibu. Pola persebaran dari kasus kematian ibu ini mengikuti distribusi Poisson dengan *mean* sebesar 1,258 pada jumlah kematian ibu. Secara keseluruhan data jumlah kasus kematian ibu mengandung nilai nol yang cukup besar yakni 12 kecamatan di Surabaya atau sebesar 38,71%. Kasus kematian ibu paling tinggi di Kota Surabaya yaitu Kecamatan Tambaksari sebanyak 5 kasus

yang ditunjukkan pada Gambar 1 dengan warna hijau tua.



**Gambar 1.** Pola Persebaran Jumlah Kasus Kematian Ibu di Surabaya

Kasus kematian ibu termasuk penyakit yang jarang terjadi di Surabaya karena secara keseluruhan jumlah kasus kematian ibu hanya berkisar antara nol (tidak ada kasus) dan lima kasus.

**TABEL 4.** KARAKTERISTIK VARIABEL PREDIKTOR

Variabel	Rata-rata*	Dev. Standard*	Min*	Maks*
X <sub>1</sub>	96,470	14,940	81,900	170,990
X <sub>2</sub>	86,400	9,440	68,290	99,470
X <sub>3</sub>	94,730	8,680	77,080	109,060
X <sub>4</sub>	87,000	10,050	65,360	100,000
X <sub>5</sub>	21,360	17,140	0,150	68,030
X <sub>6</sub>	16,070	19,620	0,660	87,520
X <sub>7</sub>	83,030	11,630	33,620	97,020
X <sub>8</sub>	81,510	11,490	36,100	93,640
X <sub>9</sub>	17,563	2,231	11,080	21,181

\*satuan persen (%)

Nilai rata-rata dari variabel X<sub>6</sub> relatif lebih kecil dibandingkan variabel prediktor lainnya, tetapi nilai deviasi standar-nya adalah paling besar yang berarti terdapat cukup ke-timpangan terhadap antusiasme imunisasi TT5 pada ibu hamil. Oleh karena itu seharusnya dilakukan berbagai upaya agar para wanita terutama wanita hamil agar melakukan imunisasi TT5 sejak kandungan dini agar terhindar dari bakteri tetanus saat persalinan. Sama halnya dengan variabel X<sub>6</sub>, nilai rata-rata yang kecil menggambarkan masih sedikitnya penanganan komplikasi obstetri pada ibu hamil di Surabaya pada tahun 2014 pada puskesmas yang ada. Nilai deviasi standar yang juga kecil menggambarkan kondisi yang tidak berbeda jauh terjadi di hampir setiap kecamatan di Kota Surabaya.

#### B. Identifikasi Hubungan antar Variabel

Kekuatan hubungan antar variabel prediktor dan variabel respon diukur menggunakan nilai koefisien korelasi.

**TABEL 5.** KORELASI ANTAR VARIABEL

	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>
X <sub>2</sub>	0,414								
X <sub>3</sub>	0,442	0,611							
X <sub>4</sub>	0,387	0,965	0,656						
X <sub>5</sub>	-0,177	0,262	-0,111	0,219					
X <sub>6</sub>	-0,051	-0,058	0,159	-0,079	0,347				
X <sub>7</sub>	0,253	0,776	0,466	0,721	0,246	0,147			
X <sub>8</sub>	0,241	0,711	0,379	0,661	0,233	0,143	0,943		
X <sub>9</sub>	-0,299	0,257	-0,116	0,299	0,181	-0,468	0,105	0,194	
Y	0,020	-0,114	-0,201	-0,150	-0,125	-0,245	-0,080	-0,102	-0,138

Berdasarkan Tabel 5 dapat dijelaskan bahwa terdapat nilai koefisien korelasi antar variabel prediktor yang

cukup tinggi. Hal ini dapat menyebabkan terjadinya kasus multikolinearitas. Oleh karena itu perlu dilakukan uji pemeriksaan multiko-linearitas.

#### C. Pemeriksaan Multikolinearitas

Dari kesembilan variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh nilai VIF yang disajikan pada Tabel 6. Dari sembilan variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini, empat variabel prediktor diantaranya terjadi ka-sus multikolinearitas yang memiliki nilai VIF>10 antara lain X<sub>2</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>7</sub>, dan X<sub>8</sub>. Oleh karena itu perlu diatasi menggunakan *Principal Component Regression* (PCR). Asumsi normal multivariat pada analisis PCR terpenuhi pada taraf signifikan 10% dengan nilai  $r_{hitung}$  sebesar 0,967 lebih besar dari  $r_{(31;0,1)}$  yakni 0,94908.

**TABEL 6.** NILAI VIF VARIABEL PREDIKTOR

Variabel	VIF
X <sub>1</sub>	2,237406
X <sub>2</sub>	22,273247
X <sub>3</sub>	2,913748
X <sub>4</sub>	23,916429
X <sub>5</sub>	1,707103
X <sub>6</sub>	1,857316
X <sub>7</sub>	13,603269
X <sub>8</sub>	10,410317
X <sub>9</sub>	1,964929

Dari hasil analisis PCR diperoleh bahwa variabel X<sub>6</sub> dan X<sub>9</sub> tidak diikutkan dalam analisis karena nilai *anti-image correlation* kurang dari 0,5 sehingga tersisa tujuh variabel pre-diktor yang akan dianalisis menggunakan PCR. Dari hasil PCR diperoleh dua *eigenvalue* yang lebih dari 1 sehingga ter-bentuk dua *principal component* dari tujuh variabel prediktor yang membentuk variabel baru F<sub>1</sub> dan F<sub>2</sub>. Kemudian variabel X<sub>6</sub>, X<sub>9</sub>, F<sub>1</sub>, dan F<sub>2</sub> tersebut diidentifikasi kembali multiko-linearitasnya dan seluruh variabel memiliki nilai VIF<10 yang disajikan pada Tabel 7. Sehingga keempat variabel tersebut dapat digunakan dalam pemodelan jumlah kasus kematian ibu menggunakan regresi Poisson dan Binomial Negatif.

**TABEL 7.** NILAI VIF FAKTOR YANG TERBENTUK

Variabel	VIF
X <sub>6</sub>	1,558776
X <sub>9</sub>	1,421239
F <sub>1</sub>	1,238795
F <sub>2</sub>	1,421444

#### D. Pemodelan Jumlah Kasus Kematian Ibu dengan Metode Regresi Poisson

Pemodelan jumlah kasus kematian ibu diperoleh dari *full model*. Berdasarkan hasil olahan program *R* diperoleh *full model* regresi Poisson mengenai faktor-faktor yang mempe-ngaruhi jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014 sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp(4,22714 - 0,003289 X_6 - 0,020415 X_9 + 0,03154 F_1 - 0,23489 F_2)$$

$$\ln(\hat{\mu}) = 4,22714 - 0,003289 X_6 - 0,020415 X_9 + 0,03154 F_1 - 0,23489 F_2$$

dimana:

X<sub>6</sub>: presentase cakupan TT5

X<sub>9</sub>: presentase penanganan komplikasi obstetri

F<sub>1</sub>: *principal component* 1

$F_2$ : principal component 2

Berdasarkan hasil pengujian serentak dengan taraf signifikansi 10% diperoleh nilai devians yakni sebesar 40,759 lebih besar dibandingkan  $\chi^2_{(4;0,1)} = 7,779$ . Sehingga dapat diputuskan tolak  $H_0$  yang berarti bahwa paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon pada selang kepercayaan 90%.

TABEL 8. ESTIMASI PARAMETER MODEL REGRESI POISSON

Variabel	Estimasi	SE	Pvalue	Zvalue
Intercept	4,22714	1,77701	0,0174	2,379
$X_6$	-0,03289	0,01529	0,0315	-2,151*
$X_9$	-0,20415	0,09692	0,0352	-2,106*
$F_1$	0,03154	0,19304	0,8702	0,163
$F_2$	-0,23489	0,18607	0,2068	-1,262

\*) taraf signifikansi 10%

Pada taraf signifikansi 10% didapatkan  $Z_{(0,1/2)}$  sebesar 1,645. Nilai ini dibandingkan dengan  $Zvalue$  untuk masing-masing variabel prediktor. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa  $Zvalue$  yang lebih dari 1,645 adalah variabel  $X_6$  dan  $X_9$ . Sehingga variabel  $X_6$  dan  $X_9$  pada model regresi Poisson secara individu berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014 (Tabel 8). Ciri dari distribusi Poisson adalah adanya *equidispersion*. Apabila variabel respon mengalami *overdispersion* maka model regresi Poisson menjadi tidak sesuai. Oleh karena itu perlu dilakukan pemeriksaan *overdispersion*.

## E. Pemeriksaan Overdispersion

Pada jumlah kasus kematian ibu dilakukan pemeriksaan *overdispersion* yang ditunjukkan dengan nilai taksiran dis-persi yang diukur dengan nilai *deviance* pada model regresi Poisson dan diperoleh nilai sebesar 40,759 dibagi dengan derajat bebas yaitu 26.

$$\frac{D(\hat{\beta})}{db} = \frac{40,759}{26} = 1,5677$$

artinya data terdapat kasus *overdispersion* karena hasil tak-siran dispersi lebih besar dari 1.

Adanya indikasi *overdispersion* mengakibatkan model regresi Poisson yang telah diperoleh sebelumnya menjadi tidak sesuai karena akan menghasilkan estimasi parameter yang bias dan tidak efisien. Sehingga dilakukan analisis dengan metode lain untuk mengatasi kasus *overdispersion* yaitu model regresi Binomial Negatif.

## F. Pemodelan Jumlah Kasus Kematian Ibu dengan Metode Regresi Binomial Negatif

Regresi Binomial Negatif merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi kasus *overdispersion*. Langkah awal dalam pemodelan regresi Binomial Negatif adalah penentuan nilai *initial  $\theta$*  yang bertujuan untuk meminimumkan parameter dispersi sehingga dapat mengatasi kasus *overdispersion*. *Initial  $\theta$*  didapatkan melalui hasil *trial-error* sehingga didapatkan rasio nilai devians dengan derajat bebasnya bernilai 1 yang artinya tidak terdapat kasus *overdispersion*. *Initial  $\theta$*  awal yang dipilih adalah 2 karena rasio devians dengan derajat bebas pada regresi Poisson bernilai  $1,5677 \approx 2$ .

TABEL 9. NILAI *INITIAL  $\theta$* 

<i>Initial <math>\theta</math></i>	<i>Deviance</i>	<i>df</i>	<i>Deviance/df</i>
2	27,786	26	1,06869
1,9	27,387	26	1,05335
1,6	26,018	26	1,00069
1,5	25,492	26	0,98046
1,5965	26,000	26	1,00000

Berdasarkan hasil *trial-error initial  $\theta$*  didapatkan *initial  $\theta$*  yang memiliki rasio nilai devians dengan derajat bebasnya adalah 1 yakni pada  $\theta$  sebesar 1,5965 (Tabel 9) sehingga dilakukan pemodelan regresi Binomial Negatif dengan *initial  $\theta$*  sebesar 1,5965.

Setelah didapatkan *initial  $\theta$*  maka dilakukan pemodelan regresi Binomial Negatif sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp(4,73064 - 0,003613 X_6 - 0,023050 X_9 + 0,05263 F_1 - 0,25403 F_2)$$

$$\ln(\hat{\mu}) = 4,73064 - 0,003613 X_6 - 0,023050 X_9 + 0,05263 F_1 - 0,25403 F_2$$

dimana:

$X_6$ : presentase cakupan TT5

$X_9$ : presentase penanganan komplikasi obstetri

$F_1$ : principal component 1

$F_2$ : principal component 2

Berdasarkan hasil pengujian serentak dengan taraf signifikansi 10% diperoleh nilai devians yakni sebesar 26 lebih besar dibandingkan  $\chi^2_{(4;0,1)} = 7,779$ . Sehingga dapat diputuskan tolak  $H_0$  yang berarti bahwa paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon pada selang kepercayaan 90%.

TABEL 10. ESTIMASI PARAMETER MODEL REGRESI BINOMIAL NEGATIF

Variabel	Estimasi	SE	Pvalue	Zvalue
Intercept	4,73064	2,19219	0,0403	2,158*
$X_6$	-0,03613	0,01671	0,0400	-2,162*
$X_9$	-0,23050	0,11851	0,0627	-1,945*
$F_1$	0,05263	0,22547	0,8173	0,233
$F_2$	-0,25403	0,22535	0,2699	-1,127

\*) taraf signifikansi 10%

Pada taraf signifikansi 10% didapatkan  $Z_{(0,1/2)}$  sebesar 1,645. Nilai ini dibandingkan dengan nilai  $Zvalue$  untuk masing-masing variabel prediktor. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa  $Zvalue$  adalah variabel  $X_6$  dan  $X_9$  pada model regresi Binomial Negatif secara individu berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014 (Tabel 10).

Setelah diperoleh variabel-variabel prediktor yang signifikan kemudian dibentuk model baru untuk variabel-variabel tersebut dan diperoleh *initial  $\theta$*  baru yakni 1,80635 dengan model sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp(3,49923 - 0,02814 X_6 - 0,016612 X_9)$$

$$\ln(\hat{\mu}) = 3,49923 - 0,02814 X_6 - 0,016612 X_9$$

Berdasarkan hasil pengujian serentak dengan taraf signifikansi 10% diperoleh bahwa nilai devians yakni sebesar 28 lebih besar dari  $\chi^2_{(2;0,1)} = 4,605$ . Sehingga dapat diputuskan tolak  $H_0$  yang berarti bahwa paling sedikit ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon pada selang kepercayaan 90%.

**TABEL 11.** ESTIMASI PARAMETER MODEL REGRESI BINOMIAL NEGATIF DENGAN VARIABEL SIGNIFIKAN

Variabel	Estimasi	SE	Pvalue	Zvalue
Intercept	3,49923	1,74149	0,0542	2,009
$X_6$	-0,02814	0,01293	0,0381	-2,176*
$X_9$	-0,16612	0,09582	0,0940	-1,734*

\*) taraf signifikansi 10%

Hasil estimasi parameter pada Tabel 11 menunjukkan bahwa *Zvalue* untuk variabel  $X_6$  dan  $X_9$  lebih dari 1,645. Se-hingga variabel  $X_6$  dan  $X_9$  pada model regresi Binomial Negatif yang baru secara individu berpengaruh signifikan terhadap jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014.

Pada model terlihat bahwa nilai taksiran parameter model untuk presentase cakupan TT5 dan penanganan komplikasi obstetri bernilai negatif. Hal ini menunjukkan bahwa setiap perubahan 1% presentase cakupan imunisasi TT5 terhadap jumlah ibu hamil melipatkan rata-rata kasus kematian ibu sebesar ( $e^{-0,02814}$ ) 0,97225 kali dengan syarat semua variabel lain konstan. Selain itu setiap perubahan 1% presentase penanganan komplikasi obstetri terhadap jumlah ibu hamil melipatkan rata-rata kasus kematian ibu sebesar ( $e^{-0,16612}$ ) 0,84694 kali dengan syarat semua variabel lain konstan. Hal ini terjadi karena ketika hamil kandungan sangat rentan se-hingga membutuhkan imunisasi yang cukup salah satunya TT5 dan penanganan komplikasi obstetri juga sangat penting sebagai tindakan terakhir untuk menyelesaikan permasalahan setiap kasus komplikasi kebidanan.

Nilai AIC model ini juga lebih kecil dibandingkan model regresi Binomial Negatif dengan memasukkan seluruh variabel prediktor (Tabel 12).

**TABEL 12.** NILAI AIC

Model	AIC
Regresi Binomial Negatif Seluruh Variabel Prediktor	99,811
Regresi Binomial Negatif Variabel Prediktor Signifikan	96,448

Sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi Binomial Negatif dengan memasukkan dua variabel prediktor yaitu  $X_6$  dan  $X_9$  saja lebih baik dibandingkan model regresi Binomial Negatif dengan memasukkan seluruh variabel prediktor. Pemodelan regresi Binomial Negatif juga lebih cocok digunakan daripada menggunakan pemodelan regresi Poisson. Hal ini dikarenakan pemodelan regresi Poisson tidak cocok digunakan pada jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014 karena terdapat kasus *overdispersion*.

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan deskripsi yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa Kecamatan Tambaksari merupakan wilayah dengan jumlah kasus kematian ibu tertinggi di Kota Surabaya tahun 2014. Terdapat cukup ketimpangan terhadap antisipasi imunisasi TT5 pada ibu hamil serta masih sedikitnya penanganan komplikasi obstetri pada ibu hamil di Surabaya tahun 2014 dan kondisi ini tidak berbeda jauh terjadi di hampir setiap kecamatan di Kota Surabaya.

Hasil pemodelan regresi Binomial Negatif menunjukkan bahwa variabel-variabel yang signifikan memengaruhi jumlah kasus kematian ibu di Kota Surabaya tahun 2014 antara lain presentase cakupan TT5 dan penanganan komplikasi obstetri. Pada setiap perubahan 1% presentase cakupan imunisasi TT5 terhadap jumlah ibu hamil melipatkan rata-rata kasus kematian ibu sebesar 0,97225 kali dengan syarat se-luruh variabel lain konstan dan untuk setiap perubahan 1% presentase penanganan komplikasi obstetri terhadap jumlah ibu hamil melipatkan rata-rata kasus kematian ibu sebesar 0,84694 kali dengan syarat seluruh variabel lain konstan.

Saran yang dapat direkomendasikan dalam penelitian ini antara lain mendeteksi lebih lanjut mengenai faktor-faktor dugaan tidak hanya berdasarkan *antenatal care* saja melainkan dari aspek kesehatan lainnya dan bagi Dinas Kesehatan Kota Surabaya adalah meningkatkan penanganan komplikasi obstetri yang dilakukan dengan standard oleh tenaga kesehatan kompeten pada tingkat pelayanan dasar dan rujukan. Selain itu menggalakkan imunisasi TT5 agar jumlah kasus kematian ibu berkurang sesuai target nasional.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Depkes RI. 2008. *DPTS KIBBLA Pedoman Proses Perancangan Kesehatan Ibu, Bayi Baru Lahir dan Anak dengan Pemantauan Masalah melalui Pendekatan Tim Kabupaten/ Kota*. Jakarta: Depkes RI.
- [2] Arulita. 2007. *Faktor-faktor Resiko yang Mempengaruhi Kematian Maternal Studi Kasus di Kabupaten Cilacap*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- [3] Dinkes Surabaya. 2015. *Bentuk Satgas Penakib untuk Tangani AKI- AKB*. <http://dinkes.surabaya.go.id/portal/index.php> [diakses tanggal 11 Februari 2016, pukul 14.00 WIB]
- [4] Kemenkes RI. 2010. *Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2010*. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.
- [5] Walpole, R. E. 1995. *Introduction to Statistics (3rd Ed.)*. US: Prentice Hall PTR.
- [6] Sarwono, J. 2006. *Pengertian Analisis Korelasi dan Aplikasinya*. <http://www.jonathansarwono.info/korelasi/korelasi.htm> [diakses tanggal 8 Juni 2016, pukul 21.36 WIB]
- [7] Hocking, R. 1996. *Methods and Application of Linear Models*. New York: John Wiley & Sons.
- [8] Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., & Anderson, R.E. 2010. *Multivariate Data Analysis (7th Ed.)*. New Jersey: Pearson Education Inc.
- [9] Johnson, R. A., & Wichern, D. W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis: Sixth Edition*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- [10] Khoshgoftaar, T.M. Gao, K., & Szabo, R.M. 2005. Comparing Software Fault Predictions of Pure and Zero-Inflated Poisson Regression Models. *International Journal of System Science*, Vol. 36, No. 11, hal.705-715.
- [11] Cameron, A. C., & Trivedi, P.K. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge: Cambridge University Press.
- [12] Famoye, F. & Singh, K.P. 2006. Zero-Inflated Generalized Poisson Regression Model with an Application to Domestic Violence Data. *Journal of Data Science* 4. 117-130.
- [13] Hilbe, J.M. 2011. *Negative Binomial Regression (2nd ed.)*. New York: Cambridge University Press.